

Identificación de acoso laboral en docentes de educación superior basada en respuestas de satisfacción en el trabajo

Juana-Patricia Muñoz-Chávez y Asdrúbal López-Chau

RESUMEN

En este documento, utilizando la teoría del intercambio social como base teórica, proponemos identificar la presencia de acoso laboral en profesores universitarios, a través de máquinas de vectores soporte, y la aplicación de un instrumento que mida la satisfacción en el trabajo, en lugar de evaluar el nivel de acoso laboral explícitamente. La muestra fue de 248 docentes de cuatro universidades públicas en México. Obtuvimos los siguientes resultados: la desvalorización del trabajo es el tipo de acoso más frecuente, mientras que el *mobbing* personal es el menos frecuente. El kernel RBF es la mejor opción para predecir acoso laboral en las dimensiones: sobrecarga de trabajo, *mobbing* personal y desvalorización del trabajo; el núcleo polinomial es el mejor para el *mobbing* organizacional. La precisión de clasificación de los modelos es superior al 91%, y la puntuación $F = 0.93$, ambos en el peor de los casos. Según el rendimiento de los modelos, se puede predecir el acoso laboral con precisión.

Palabras clave: acoso laboral, satisfacción en el trabajo, educación superior pública, México.

Juana-Patricia Muñoz-Chávez

Mexicana. Doctora en Planeación Estratégica y Dirección de Tecnología por la Universidad Popular Autónoma del Estado de Puebla (UPAEP), México. Profesora Investigadora en la Universidad Tecnológica de la Zona Metropolitana del Valle de México (UTVAM), México. Temas de investigación: comportamiento organizacional, educación superior, estrategia y organizaciones. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8485-8594>.

namaste.patty@gmail.com

Asdrúbal López-Chau

Mexicano. Doctor en Ciencias en Computación por el Instituto Politécnico Nacional (IPN), México. Profesor Investigador en la Universidad Autónoma del Estado de México (UAEM), campus Zumpango, México. Temas de investigación: aprendizaje automático, minería de datos, procesamiento de imágenes y educación. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5254-0939>.

alchau@uaemex.mx

Identificação de assédio laboral em docentes de educação superior baseado em respostas de satisfação no trabalho

RESUMO

Neste documento, utilizando a teoria do intercambio social como base teórica, propomos identificar a presença de assédio laboral em professores universitários, através de máquinas de vetores suporte, e a aplicação de um instrumento que meça a satisfação no trabalho, em lugar de avaliar o nível de assédio laboral explicitamente. A amostra foi de 248 docentes de quatro universidades públicas no México. Obtivemos os seguintes resultados: a desvalorização do trabalho é o tipo de assédio mais frequente, e o *mobbing* pessoal é o menos frequente. O kernel RBF é a melhor opção para prognosticar o assédio laboral nas dimensões: sobrecarga de trabalho, *mobbing* pessoal e desvalorização do trabalho; o núcleo polinomial é o melhor para o *mobbing* organizacional. A precisão de classificação dos modelos é superior a 91%, e a pontuação F = 0.93, ambos no pior dos casos. Segundo o rendimento dos modelos, se pode prognosticar o assédio laboral com precisão.

Palavras chave: assédio laboral, satisfação no trabalho, educação superior pública, México.

Identification of workplace harassment in higher education teachers based on responses to job satisfaction surveys

ABSTRACT

In this article, the authors propose, using social exchange theory as a theoretical basis, to identify the presence of harassment or bullying in university teachers by means of support-vector machines and the application of an instrument that measures job satisfaction, instead of explicitly assessing the level of bullying. The sample consisted of 248 teachers who work in four public universities in Mexico. We obtained the following results: devaluation of the carried out work is the most frequent type of harassment, while personal mobbing hardly figures. The radial basis function (RBF) kernel is the best option for predicting workplace bullying in the dimensions of work overload, personal mobbing and devaluation of the carried out work, whereas the polynomial kernel is the best for organizational mobbing. The classification accuracy of the models is over 91%, and the F-score = 0.93, both in the worst case. According to the performance of the models, workplace harassment or job mobbing can be predicted accurately.

Key words: workplace bullying, job satisfaction, public higher education, Mexico.

Recepción: 02/03/20. **Aprobación:** 22/09/21.



Introducción

En el mundo contemporáneo, el factor humano representa un rol preponderante en la estrategia de la organización, por lo que el trabajo coordinado de todos sus miembros es esencial para el desarrollo integral tanto individual como empresarial. En este sentido, empresas e instituciones deben centrar sus esfuerzos en la búsqueda continua de bienestar laboral que les permita aumentar su productividad y contribuir a obtener una ventaja competitiva sostenible. Por lo anterior, es necesario considerar que el elemento humano necesita trabajar en un ambiente laboral armónico que le permita desarrollarse y funcionar adecuadamente (Varela *et al.*, 2013).

Buscar un ambiente de trabajo saludable es esencial para el éxito de las organizaciones (López *et al.*, 2016); sin embargo, hoy en día existen algunas complicaciones o desafíos en la gestión de las comunidades de trabajo, tanto en las organizaciones empresariales como en las instituciones de educación superior (Ramírez y Domínguez, 2012).

Entre estos desafíos de gestión organizacional está la satisfacción en el lugar de trabajo, así como la identificación e inhibición del acoso laboral o *mobbing*; entre los factores identificables positivos derivados de ellos se encuentran la eficiencia, la productividad, la motivación, el compromiso y la diligencia. Por otro lado, algunos de los factores negativos son el ausentismo, la rotación, las renunciadas y la insatisfacción (Littlewood, 2008; Aziri, 2011; González *et al.*, 2011; Hernández, 2011; Carvajal y Dávila, 2013; Sanín y Salanova, 2014).

Como refieren Anaya y Suárez (2007), una sociedad avanzada debe garantizar que los docentes tengan bienestar laboral, debido a los beneficios que trae, tanto personales como organizacionales. Lo que se traduce en la provisión de un servicio de educación de calidad para los estudiantes y futuros profesionistas que son la mayor contribución en el proceso de desarrollo de cualquier nación, por lo que los líderes universitarios deben identificar y poner en práctica

las acciones necesarias para cumplir la misión para la cual fueron creadas (Bennetts, 2007).

Lo anterior muestra la importancia de lograr la satisfacción en el trabajo para los docentes de educación superior, así como lo fundamental que es identificar si son víctimas de fenómenos organizacionales que afecten el bienestar laboral, como lo es el *mobbing*; sin embargo, la identificación de esta variable presenta algunas dificultades. Una de ellas es la aceptación de la institución de aplicar a sus docentes un instrumento que identifique este fenómeno, se acepta mejor la identificación de la satisfacción en el trabajo. Otra dificultad es el miedo que los trabajadores pueden sentir al responder un instrumento sobre acoso laboral, ya que incluso si se responde de forma anónima, podría haber repercusiones o represalias (Moreno y Toro, 2013; Caro y Bonachera, 2010).

Por lo anterior, en esta investigación proponemos la identificación de acoso laboral en docentes de instituciones de nivel superior, mediante la aplicación de instrumentos que miden la satisfacción en el trabajo, en lugar de medir el nivel de *mobbing* explícitamente. Para este propósito, generamos cuatro modelos predictivos basados en máquinas de vectores soporte (SVM por sus siglas en inglés, *Support Vector Machine*). Estos modelos se crearon utilizando datos reales recopilados a través de un instrumento validado, que mide la satisfacción laboral y el *mobbing*. Se eligió usar SVM porque es uno de los modelos más precisos para la predicción (clasificación), utilizado en diferentes aplicaciones. Las SVM no intentan explicar las relaciones entre las variables, sino que su propósito es realizar predicciones con la mayor exactitud posible, basándose únicamente en los datos usados para ajustar el modelo predictor.

Consideramos que las principales contribuciones de este documento son:

- Proponemos el uso de cuatro modelos basados en SVM para predecir el acoso laboral usando sólo las respuestas sobre la satisfacción en el trabajo.

- Proporcionamos los mejores valores de hiperparámetros de SVM para predecir el acoso laboral a partir de las respuestas de satisfacción en el trabajo.
- Ofrecemos un análisis del rendimiento de los cuatro modelos.
- Explicamos la metodología para aplicar los modelos de predicción de acoso laboral, así como sus limitaciones.

Este documento está organizado en las siguientes secciones: el marco teórico presenta literatura relevante relacionada con el tema de investigación, que incluye el encuadre teórico, descripción de las variables de estudio, una breve introducción a SVM y cómo medir el rendimiento de los modelos de aprendizaje automático, así como una revisión de otros trabajos que proponen predecir el acoso mediante la aplicación de métodos de aprendizaje automático. En la sección metodología se explica la muestra, el instrumento y su validación, así como la generación de modelos para predecir el *mobbing*. En la sección resultados se muestra una discusión, un análisis descriptivo de los datos, así como los valores optimizados de los modelos basados en SVM para la predicción del *mobbing*. Además de esto, mostramos cómo aplicar estos modelos en nuevos escenarios. Finalmente, este trabajo presenta las conclusiones y referencias.

Marco teórico

Actualmente las relaciones laborales en las organizaciones son necesarias en la satisfacción de los empleados, siendo la base para el apoyo social (Chernyak-Hai y Rabenu, 2018), por ello una actividad esencial de los líderes es promover el bienestar de los miembros de la organización, así como detectar la prevalencia de riesgos psicosociales (Sigahi *et al.*, 2021). Usamos la teoría del intercambio social para proponer y probar modelos predictivos, donde se establece el vínculo entre el *mobbing* y la satisfacción laboral, que se explica a través de la percepción

de los empleados de incumplimiento por parte de la organización en sus compromisos, es decir, incumplimiento del “contrato psicológico” (Kakarika *et al.*, 2017). Estos modelos predictivos son calibrados a partir de datos, y su desempeño puede ser evaluado con métricas que se mostrarán más adelante. Sin embargo, los modelos no proporcionan ninguna información acerca de las relaciones entre variables.

La teoría del intercambio social (Blau, 1964) en el contexto laboral, implica las interacciones entre los integrantes de la organización, incluidas las actitudes y los comportamientos, donde los subordinados desarrollan una relación con sus líderes basada en la reciprocidad (Gouldner, 1960), es decir, a través de contribuciones y beneficios mutuos (Kamdar y Van Dyne, 2007; Henderson *et al.*, 2008; Lan *et al.*, 2020). De esta manera las actitudes positivas incentivan a los trabajadores y favorecen la generación de confianza, motivación y satisfacción laboral (Cropanzano y Mitchell, 2005; Kakarika *et al.*, 2017), mientras que si existe un desequilibrio en ese intercambio se pueden generar comportamientos negativos y desincentivar a los miembros del equipo (Lee y Park, 2020).

Satisfacción laboral y mobbing

Durante muchos años se ha estudiado la satisfacción laboral para explicar los comportamientos en las organizaciones y hasta nuestros días sigue siendo un tema de actualidad, debido a que investigaciones han demostrado que se relaciona con la retención del personal, calidad en el trabajo, la lealtad y la productividad (Bezdroba y Sunje, 2021).

La satisfacción laboral abarca aspectos psicológicos, fisiológicos y ambientales, y puede definirse como un estado emocional positivo que resulta de la evaluación del trabajo o de las experiencias laborales (Brief y Weiss, 2002), derivado de si el trabajo es congruente con los valores laborales del trabajador y coherente con sus necesidades (Padmanabhan, 2021).

Por otro lado, De Miguel y Prieto (2016), señalan que el acoso laboral o *mobbing* es un fenómeno



psicosocial generado a partir de las relaciones interpersonales en las organizaciones, cuyas consecuencias son devastadoras, tanto para la organización que afecta su productividad como para las víctimas, porque pueden llegar incluso al suicidio (Fernández y Nava, 2010).

En estudios previos (Muñoz-Chávez y López-Chau, 2018; Muñoz-Chávez *et al.*, 2018; Steele *et al.*, 2020; Rodríguez-Cifuentes *et al.*, 2020), se ha demostrado que existe una relación entre el acoso laboral y la satisfacción en el trabajo, por ejemplo, Erdogan y Yildirim (2019) encontraron que la exposición a comportamientos de acoso en el trabajo influye de forma negativa en la satisfacción laboral.

En este sentido, Ruiz-González *et al.* (2020) demostraron en su investigación que las personas que han sido víctimas o testigos de acoso laboral tienen repercusiones negativas en su satisfacción laboral y su desempeño. Aras (2019) mostró la existencia de una relación negativa significativa entre el nivel de acoso laboral y los niveles de satisfacción en el trabajo y compromiso organizacional, y que estas dos variables predicen significativamente los comportamientos de acoso laboral en maestros de música; sin embargo, esta relación no se ha explotado para identificar el acoso basado en la satisfacción laboral.

Máquinas de vectores soporte

Las SVM fueron presentadas por Vapnik en 1995 como un modelo para aprendizaje supervisado para clasificación. Este método de clasificación tiene un alto desempeño en conjuntos de datos de diversas áreas, por lo que es usado ampliamente en muchas aplicaciones.

El desempeño de las SVM y sus sólidos fundamentos teóricos han despertado la atención de investigadores y profesionales en los últimos años. Las bases de las SVM se dan a continuación.

Dado un conjunto de datos definido de la siguiente manera:

$$X = \{(x_i, y_i), x_i \in \mathbb{R}^d, y_i \in \{+1, -1\}, i = 1, \dots, N\}$$

Donde:

x_i un vector en \mathbb{R}^d .

y_i la clase o etiqueta de x_i .

$y_i = +1$ es la clase positiva, mientras que $y_i = -1$ es la negativa.

N número de objetos en la muestra.

Una SVM encuentra el hiperplano óptimo al separar los datos con la clase +1 de los datos con la clase -1. La distancia entre el hiperplano y los datos de entrenamiento más cercanos al hiperplano se llama margen. La figura 1 muestra un ejemplo sintético muy simple de un problema linealmente separable (LSP), usado para mostrar el margen.

Matemáticamente, un LSP se modela con el siguiente problema de programación cuadrática (QPP por sus siglas en inglés *Quadratic Programming Problem*):

$$\min_{w,b} \langle w, w \rangle = \|w\|^2$$

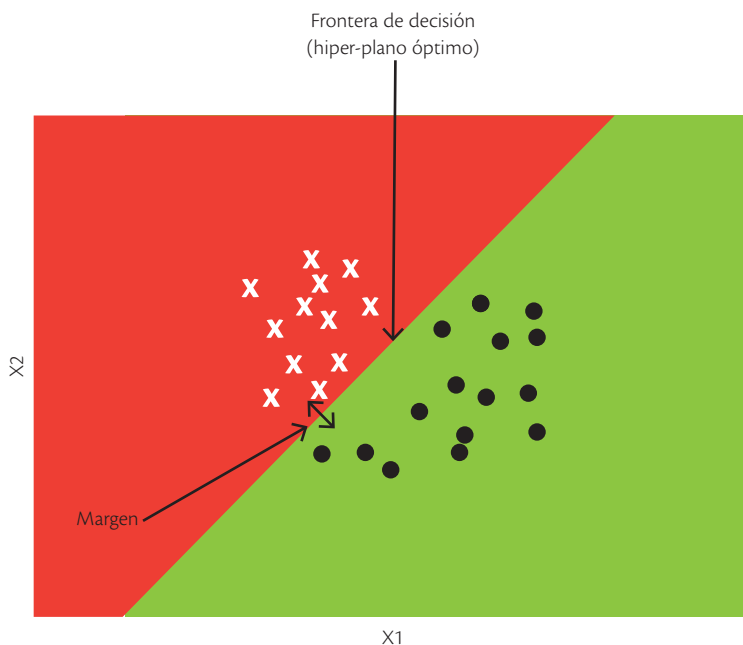
Sujeto a la restricción

$$y_i (\langle w, x_i \rangle + b) \geq 1$$

El margen más grande (óptimo) se calcula como $\gamma = \frac{1}{\|w\|}$. Los llamados vectores de soporte (SV) son los puntos o muestras que están exactamente sobre los dos hiperplanos paralelos separados por una distancia γ . Estos SV satisfacen $\langle w, x_i \rangle + b = 0$; este hiperplano se llama margen rígido, porque a ningún objeto (x_i) se le permite ser clasificado incorrectamente.

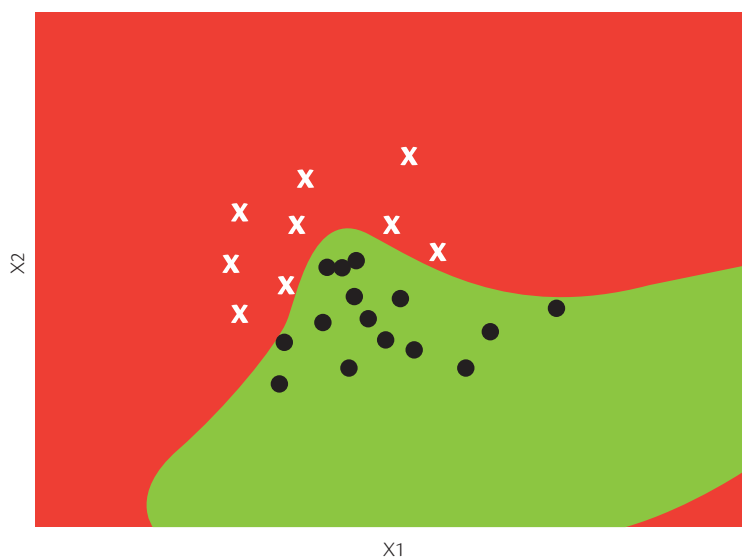
En la mayoría de los problemas del mundo real, los problemas de clasificación son no linealmente separables (NLS). La figura 2 muestra un ejemplo simple de un problema NLS.

Figura 1. Ejemplo de clasificación de un problema linealmente separable con svm



Fuente: elaboración propia.

Figura 2. Ejemplo de clasificación con svm para un problema no linealmente separable



Fuente: elaboración propia.



Para superar la dificultad de la clasificación de un problema de NLS, se utilizan dos métodos. El primero es el uso de un margen blando en lugar de un margen rígido, es decir, permitir que el SVM cometa algunos errores de clasificación; matemáticamente, esto se implementa mediante la introducción de variables de holgura. Por lo tanto, el QPP se transforma en:

$$\min_{w,b} \langle w, w \rangle = \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i$$

Sujeto a la restricción

$$y_i(\langle w, x_i \rangle + b) \geq 1 - \xi_i$$

Donde $\xi_i \geq 0$, estas son las variables de holgura.

El segundo método para enfrentar un problema de NLS con SVM es mapear los datos en un espacio de características de alta dimensionalidad, utilizando una función no lineal llamada kernel o núcleo, representada por $K(\vec{x}_i, \vec{x}_j)$. Usando estas funciones, la formulación dual de SVM es la siguiente:

$$\max \sum_{i=1}^N \alpha_i - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(\vec{x}_i, \vec{x}_j)$$

Los núcleos son funciones que satisfacen algunas propiedades matemáticas, como las condiciones de Mercer. La tabla 1 muestra las funciones más comúnmente utilizadas como núcleos.

Tabla 1. Funciones comunes usadas como núcleos en las svm

Núcleo	Expresión matemática	Parámetros
Lineal	$K(x_i, x_j) = x_i^T x_j$	Ninguno
Polinomial	$K(x_i, x_j) = (\gamma x_i^T x_j + r)^d$	$\gamma > 0, d$
Función de base radial (RBF)	$K(x_i, x_j) = e^{(-\gamma \ x_i - x_j\ ^2)}$	$-\gamma > 0$
Sigmoidea	$K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T x_j + r)$	$-\gamma > 0, r$

Fuente: elaboración propia.

Evaluación de modelos predictores

Para comprobar el desempeño de un modelo para predecir la clase de nuevos objetos o muestras, éste debe evaluarse antes de su uso en aplicaciones reales. Para tal propósito, se utilizan algunas métricas para evaluar el rendimiento de los clasificadores. La mayoría de estas métricas se basan en una tabla de confusión. La tabla 2 muestra la estructura de una matriz de confusión.

Una matriz de confusión es útil para medir el rendimiento de los clasificadores, a partir de ella, se pueden calcular varias métricas, a continuación, se explican las más importantes.

La precisión de clasificación es la métrica de evaluación más común para los clasificadores, aunque no la mejor. Esta métrica se define como el porcentaje de predicciones correctas en un conjunto de datos, la fórmula para calcular esta métrica es la siguiente:

$$\text{Precisión de clasificación} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\%$$

El mejor valor para la precisión de clasificación es 100%. En la práctica, es muy difícil lograr este valor, a menos que los conceptos ocultos en los datos no sean demasiado complejos para ser descubiertos por un clasificador. La precisión de clasificación funciona bien cuando la cantidad de muestras de una clase o categoría es casi la misma que la opuesta, es decir, cuando el conjunto de datos está equilibrado o bien balanceado. Hay otras métricas que brindan más información sobre el rendimiento de los clasificadores.

Tabla 2. Tabla de confusión para evaluar clasificadores

		Clase real	
		Positivo	Negativo
Predicción	Positivo	TP	FP
	Negativo	FN	TN

Fuente: elaboración propia.

Donde: TP (Verdadero positivo): Número de muestras de clase positiva, predichas como positivas (clasificadas correctamente); TN (Verdadero negativo): número de muestras de clase negativa, predichas como negativas (clasificadas correctamente); FP (Falso positivo): número de muestras de clase negativa, pronosticadas como positivas (clasificadas

incorrectamente); FN (Falso negativo): número de muestras de clase positivas, predichas como negativas (clasificadas correctamente).

La precisión es otra métrica que representa el porcentaje de predicciones de muestras con clase positiva, que se clasifica correctamente:

$$\text{Precisión} = \frac{TP}{TP + FP}$$

La recuperación o alcance (*recall* en inglés) representa el porcentaje de muestras con clase positiva que se identifica correctamente:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

Estas dos medidas —precisión y recuerdo— se combinan en una métrica, llamada puntaje F (*F-score* en inglés). La fórmula para calcular *F-score* es la siguiente:

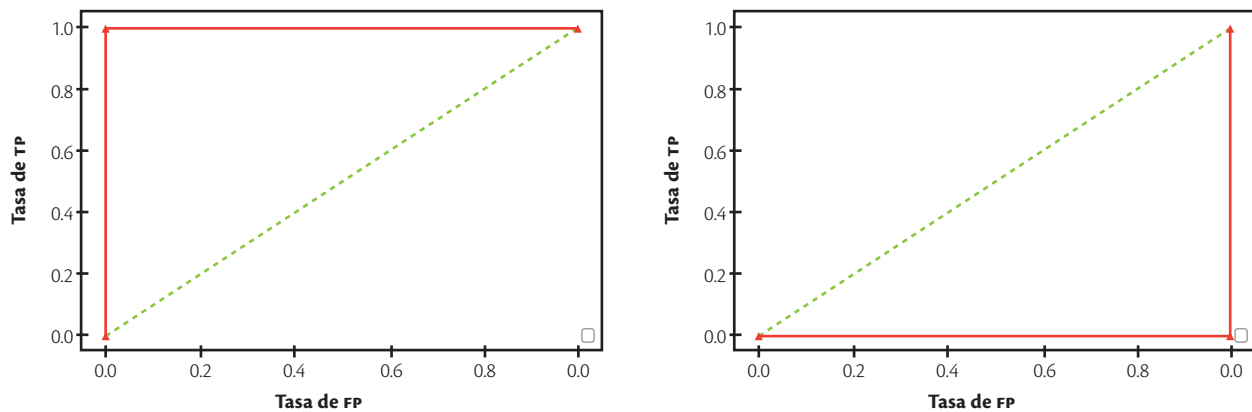
$$F - score = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

El mejor valor de *F-score* para un clasificador es 1.0 (perfecta precisión y recuperación).

Por otro lado, una curva AUC (área bajo curva) —ROC (característica de operación del receptor)— mide cuánto puede diferenciar un modelo entre clases. Los valores de AUC varían de 0.0 (todas las predicciones son incorrectas) a 1.0 (100% de las predicciones son correctas). La figura 3 muestra la curva ROC para el clasificador ideal (AUC = 1.0) y para el peor clasificador (AUC = 0.0).



Figura 3. Curva ROC para un clasificador con desempeño ideal (izquierda), y para el peor clasificador posible (derecha).



Fuente: elaboración propia.

Trabajos relacionados

Actualmente, la ciencia de datos permite a las organizaciones obtener conocimiento relevante mediante la aplicación de métodos de aprendizaje automático, que pueden ayudar a prevenir eventos que causen pérdidas económicas a las empresas (Diez-Oliván *et al.*, 2019). Sin embargo, la mayoría de las investigaciones de vanguardia sobre el acoso psicológico en el trabajo se centran en sus causas y consecuencias. Sólo hay unos pocos trabajos que proponen aplicar métodos de aprendizaje automático para analizar el *mobbing* o la satisfacción laboral, éstos son los siguientes:

Andrade y Flores (2018) utilizaron un clasificador de árboles de bosque aleatorio (*Random forest*) y aumento de gradiente para predecir la satisfacción laboral en Ecuador. Para este propósito, se utilizaron los datos de una encuesta nacional sobre empleo, desempleo y subempleo. Sin embargo, los modelos obtenidos tienen un error de clasificación superior al 30%, el cual no es lo suficientemente bueno para su aplicación en escenarios del mundo real.

En el estudio de Mosquera *et al.* (2018), se presentó una nueva metodología basada en la aplicación de SVM, Naïve Bayes y algoritmos genéticos para identificar el grado de riesgo psicosocial en docentes de escuelas públicas en Colombia, se llevó a cabo un estudio comparativo entre SVM y Naïve Bayes. Primero con todas las variables y luego reduciendo la dimensionalidad de los datos mediante la aplicación de algoritmos genéticos. Llegaron a la conclusión de que el mejor rendimiento de predicción se obtuvo con SVM con una precisión de clasificación del 96.3%, y que la implementación del aprendizaje automático en la toma de decisiones mejorará las condiciones de salud y seguridad en las organizaciones.

Aunque los métodos de aprendizaje automático se están aplicando para una amplia variedad de problemas, según la revisión de la literatura que hicimos, hay muy pocos trabajos sobre la aplicación de estos métodos para la identificación del acoso laboral. La siguiente sección presenta la metodología aplicada en nuestro estudio.

Metodología

En este apartado, presentamos la metodología de nuestro estudio. Consiste en la adaptación y validación de un instrumento para evaluar la satisfacción en el trabajo y el acoso laboral, la selección de la muestra para el análisis, el preprocesamiento de los datos recopilados, la selección de características para construir modelos de predicción y la evaluación de estos modelos. La figura 4 resume esta metodología.

Muestra

Esta investigación es un estudio transversal que se centra en cuatro instituciones de educación superior en el centro de México, que fueron elegidas porque representan una referencia importante tanto en población como fuente de empleo en sus regiones. La muestra estuvo conformada por 248 docentes, de los cuales 57.26% son hombres y 42.74% son mujeres; 20.16% son profesores de tiempo completo y 79.84% son de asignatura; el 12.5% de los participantes tiene un grado máximo de estudios de doctorado, el 57.26% de maestría y el 30.24% de licenciatura. Se contó con el consentimiento de todos los participantes y se aseguró el anonimato y la confidencialidad, prevaleciendo en todo momento los principios éticos en la investigación. Para la recolección de datos, se aplicaron dos instrumentos validados.

Estos instrumentos y sus resultados de validación se explican a continuación.

Instrumento

Se adaptaron y validaron dos instrumentos, uno para la satisfacción laboral y otro para acoso laboral. El primero se basó en la Escala Multidimensional de Satisfacción Laboral Docente (EMSLD) (Barraza y Ortega, 2009), y en la Escala de Satisfacción Laboral-Versión para Profesores (ESL-VP) (Anaya y Suárez, 2007); el instrumento correspondiente para acoso laboral fue desarrollado a partir del método CISNEROS (Cuestionario Individual sobre Psicoterror, Negación Estigmatización y Rechazo en Organizaciones

Sociales) (Fidalgo y Piñuel, 2004); y, la Escala NAQ-RE realizada por García-Izquierdo *et al.* (2004).

El primer instrumento tiene 22 preguntas sobre acoso laboral, mide cuatro dimensiones, estas son las siguientes: *mobbing* organizacional, sobrecarga de trabajo, *mobbing* personal y desvalorización del trabajo. La tabla 3 muestra las preguntas que corresponden a cada dimensión.

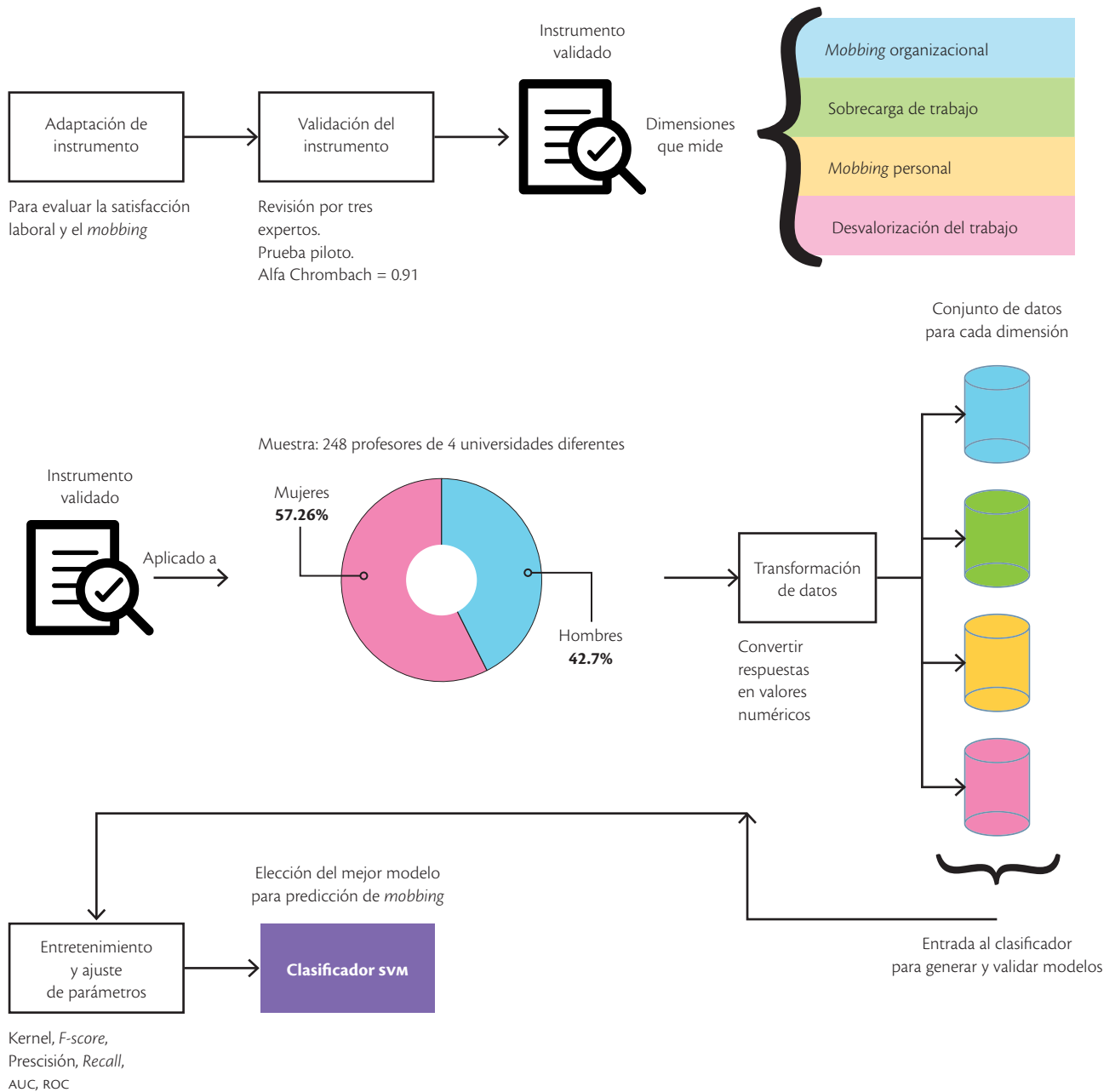
Todas las respuestas del primer instrumento (acoso laboral) tuvieron cinco opciones. Estas opciones son: Nunca, Una vez al mes o menos, Una vez a la semana, Varias veces a la semana y Todos los días. Cada una de las preguntas tiene el mismo significado que la otra, es decir, elegir la opción nunca corresponde al hecho de que no hay comportamientos de acoso en su lugar de trabajo, una vez al mes o menos significa que la incidencia de los comportamientos hostiles es baja; una vez por semana infiere la presencia de los comportamientos indicados al menos una vez por semana; varias veces a la semana y todos los días connota que la persona es víctima del comportamiento al que se hace referencia constantemente, es decir, implica la presencia del fenómeno.

El segundo instrumento contiene 14 preguntas sobre satisfacción en el trabajo. Las opciones para cada respuesta en este instrumento son muy bajo, bajo, medio, alto, muy alto. Las dimensiones que mide este instrumento son la Autorrealización, Desempeño Profesional, Liderazgo y Ambiente Laboral. La tabla 4 muestra estas dimensiones, y las preguntas que corresponden a cada una de ellas.

Para verificar la fiabilidad de los instrumentos correspondientes, primero se aplicó una prueba piloto a 30 docentes. Luego, se calculó la consistencia interna basada en el alfa de Cronbach, o la dimensión teórica. Los valores nominales obtenidos fueron 0.89 para acoso laboral y 0.91 para satisfacción en el trabajo. Como ambos valores son superiores a 0.8, se considera que son suficientes para garantizar la fiabilidad de la escala, y se usó este criterio para validar los instrumentos por aplicar.



Figura 4. Resumen de la metodología empleada



Fuente: elaboración propia.

Tabla 3. Preguntas para cada dimensión de acoso laboral en el estudio

Dimensión	Preguntas
Mobbing organizacional	6, 7, 11, 13
Sobrecarga de trabajo	4, 12, 22
Mobbing personal	1, 2, 5, 9, 14, 15, 16, 17, 18
Desvalorización del trabajo	3, 8, 10, 19, 20, 21

Fuente: elaboración propia

Tabla 4. Preguntas para cada dimensión de satisfacción en el trabajo en el estudio

Dimensión	Preguntas
Autorrealización	1, 3, 6, 14
Desempeño Profesional	2, 7
Liderazgo	4, 5, 8, 9, 11, 12
Ambiente Laboral	18, 13

Fuente: elaboración propia

Preprocesamiento de datos

Los datos recopilados sobre la satisfacción en el trabajo y el acoso laboral se procesaron para generar modelos capaces de predecir la presencia de acoso laboral en docentes de instituciones de nivel superior. Los modelos predictivos necesitan datos que contengan características o predictores, y un objetivo o resultado. Utilizamos como predictores las preguntas de cada dimensión del cuestionario de satisfacción en el trabajo. Las respuestas de cada profesor encuestado fueron convertidas en variables numéricas.

Se decidió que la variable dependiente o el resultado fueran dicotómicos con valores Sí (que indica la presencia de acoso laboral) o No (ausencia de acoso laboral); a esta variable se le llamó Acoso laboral/*Mobbing*.

Para determinar los valores de la variable Acoso laboral/*Mobbing*, adoptamos el criterio que señala que se considera que es una situación de *mobbing*, si la frecuencia de ciertos comportamientos hostiles es al menos una vez a la semana, durante al menos seis meses (Leymann, 1996; Einarsen y Skogstad, 1996; Fidalgo y Piñuel, 2004; Trujillo *et al.*, 2007; Verona y Santana, 2012; González-Trijueque y Graña, 2013). En nuestros primeros intentos, calculamos la frecuencia de las respuestas y luego elegimos a la moda

estadística como valor representativo. Una desventaja de este enfoque es que, en presencia de varias modas, no está claro cuál de ellas debe considerarse. Para superar esto, proponemos implementar el criterio mencionado anteriormente de la siguiente manera. Primero, codificamos las respuestas de 1 a 5: Nunca=1, Una vez al mes o menos=2, Una vez a la semana=3, Varias veces a la semana=4 y Todos los días=5. Segundo, calculamos el promedio de respuestas codificadas, y al resultado (*Mobbing*) se le asigna un valor Sí, si esta media es mayor o igual a 3 (Una vez a la semana), mientras que un valor No se asigna en cualquier otro caso.

Generación de modelos predictivos

Creamos cuatro modelos predictivos de acoso laboral, uno para cada dimensión (*Mobbing* organizacional, Sobrecarga de trabajo, *Mobbing* personal y Desvalorización del trabajo). Todos los modelos pertenecen a la categoría de métodos de aprendizaje supervisado. En estos métodos, se genera un modelo, también conocido como clasificador, para predecir la salida que es categórica en función de las variables de entrada. En este trabajo, se utiliza un clasificador SVM para predecir la presencia de acoso laboral tomando como entrada las respuestas sobre la satisfacción en el trabajo. La adaptación de la predicción



del problema de acoso laboral al clasificador SVM es la siguiente.

El conjunto de datos x contiene las catorce respuestas sobre satisfacción en el trabajo y , la variable acoso laboral como objetivo. Lo cual nos provee con el siguiente conjunto de datos:

$x_i \in \mathbb{R}^{14}$, $d = 14$ (cantidad de preguntas sobre satisfacción en el trabajo).

y_i la clase o etiqueta de x_i , i.e., la presencia de acoso laboral: Si (+1) o No (-1).

$N = 248$, cantidad de docentes encuestados.

Para la selección del núcleo más apropiado para el SVM, se probaron los cuatro más utilizados en la literatura (ver tabla 1). Estos núcleos son la función de base lineal, polinomial, sigmoidea y radial. Para cada uno de ellos, se aplicó un método de búsqueda de cuadrícula para determinar el mejor valor posible de sus hiperparámetros, esto con respecto a F -score. El objetivo del método de búsqueda de cuadrícula es identificar los mejores valores de los parámetros que permiten clasificar con precisión los datos nunca vistos anteriormente.

Resultados y discusión

La figura 5 resume la frecuencia de las respuestas sobre satisfacción en el trabajo y acoso laboral encontradas en la muestra recolectada.

Los conjuntos de datos obtenidos con el proceso explicado en la metodología, y que se usaron para construir las SVM para predecir el acoso laboral a partir de la satisfacción en el trabajo son los mostrados en la tabla 5. En la misma tabla se puede observar que el *mobbing* personal es el tipo de acoso menos frecuente en nuestra muestra (16%), mientras que la desvalorización del trabajo es la más frecuente (47%).

Los experimentos para el ajuste de los hiperparámetros de los clasificadores SVM se realizaron en una computadora con las siguientes características: Mac OS Catalina, 2.2 GHz procesador Intel Core

i7, 8 GB RAM. La implementación se realizó en el lenguaje de programación Python y con la biblioteca Scikit-learn.

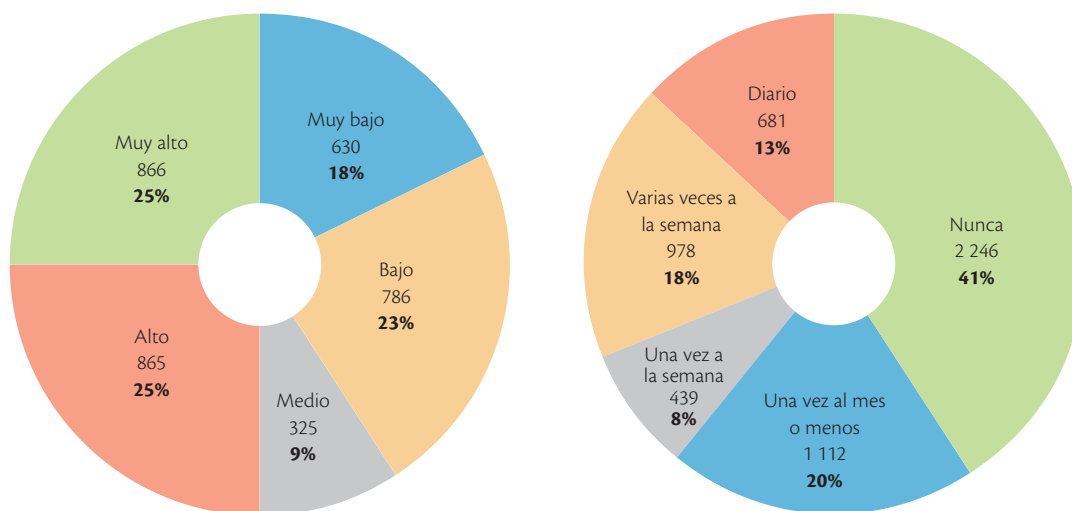
La tabla 6 muestra los resultados sobre la selección de núcleo más apropiado para cada dimensión de *mobbing*. Se utilizó F -score para elegir el mejor modelo para cada dimensión. Puede observarse en esa tabla que el núcleo RBF es el que tiene mejor desempeño para tres conjuntos de datos, y que el núcleo polinomial es el que funciona mejor para la desvalorización del trabajo.

La figura 6 muestra un resumen de los desempeños de las SVM para predicción de acoso laboral, calculado mediante validación de 10 cruces. La precisión es mayor que 0.93 para todas las dimensiones. El peor valor de la recuperación es 0.93, mientras que su mejor valor es 0.98. El valor F-score está entre 0.93 y 0.98. Finalmente, el mejor valor de AUC es 0.99 y su peor valor es 0.93. Con base en estos resultados, es posible afirmar que estos modelos son mejores a los encontrados en la literatura, y que son precisos para la predicción de acoso laboral para la muestra de nuestro estudio.

Aplicación y alcances de los modelos para predecir acoso laboral

Es importante mencionar que, en las aplicaciones reales de inteligencia artificial, los modelos predictivos son usados generalmente como apoyo para los tomadores de decisiones, mas no intentan sustituir a estos últimos. Mediante la metodología presentada aquí, se puede facilitar la identificación del acoso laboral o *mobbing* a partir de la satisfacción en el trabajo, esto gracias a que las SVM logran capturar los conceptos subyacentes en los datos, para lograr realizar predicciones con un alto nivel de exactitud, misma que se puede evaluar con las métricas presentadas anteriormente. Sin embargo, las SVM no brindan una explicación sobre las relaciones entre variables, ni consideran otros aspectos externos, como necesidades personales, sociales o profesionales de

Figura 5. Frecuencias de las respuestas al cuestionario de satisfacción en el trabajo (izquierda) y frecuencias de las respuestas al cuestionario de acoso laboral (derecha)



Fuente: elaboración propia.

Tabla 5. Conjuntos de datos obtenidos mediante la aplicación de cuestionarios a docentes de cuatro universidades mexicanas

Conjunto de datos	Variables	Mobbing	
		Si	No
Mobbing organizacional (MO)	14	97 (40%)	151 (60%)
Sobrecarga de trabajo (ST)	14	51 (21%)	197 (79%)
Mobbing personal (MP)	14	40 (16%)	208 (84%)
Desvalorización del trabajo (DT)	14	118 (48%)	130 (52%)

Fuente: elaboración propia

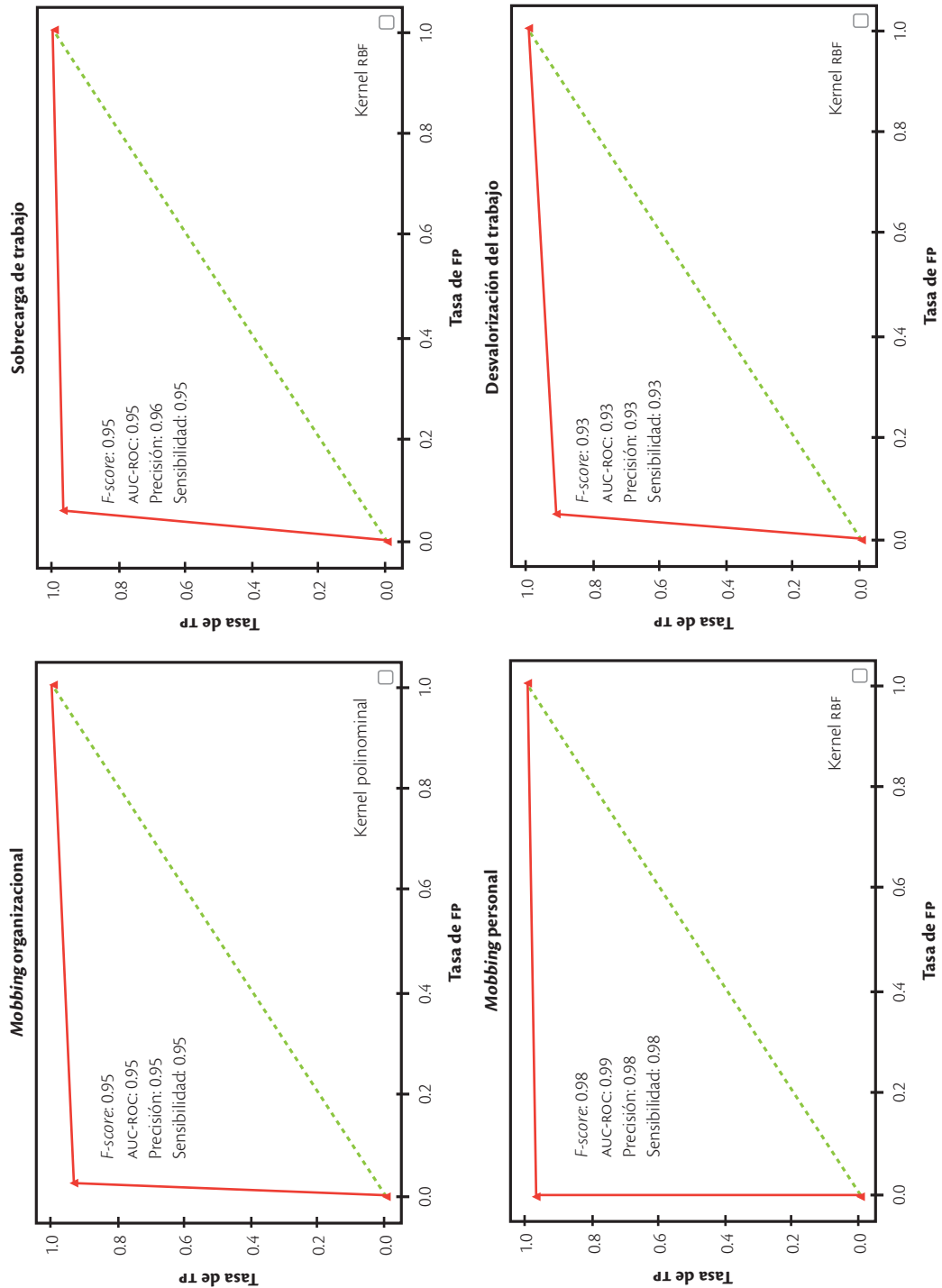


Tabla 6. Resumen de rendimientos de svm para cada dimensión

Conjunto de datos	Kernel	Parámetros	F-score
MO	Lineal	$C = 0.03125$	0.88
	Polinomial	$\gamma = 0.03125$ $C = 32$ $r = 1$ $d = 2$	0.95
	Sigmoidea	$\gamma = 0.0019531$ $r = 1$ $C = 8$	0.73
	RBF	$\gamma = 0.0078125$ $C = 32$	0.90
ST	Lineal	$C = 0.03125$	0.92
	Polinomial	$\gamma = 0.0019531$ $C = 512$ $d = 2$ $r = 1$	0.93
	Sigmoidea	$\gamma = 6.104e-05$ $r = 1$ $C = 8192$	0.92
	RBF	$\gamma = 0.015625$ $C = 16$	0.96
MP	Lineal	$C = 0.03125$	0.91
	Polinomial	$\gamma = 0.125$ $C = 0.0625$ $r = 1$ $d = 0$	0.79
	Sigmoidea	$\gamma = 0.0019531$ $r = 1$ $C = 128$	0.91
	RBF	$\gamma = 0.03125$ $C = 1$	0.98
DT	Lineal	$C = 0.03125$	0.91
	Polinomial	$\gamma = 0.0625$ $C = 0.0625$ $d = 1$ $r = 0$	0.92
	Sigmoidea	$\gamma = 0.0390625$ $r = 1$ $C = 0.5$	0.89
	RBF	$\gamma = 0.03125$ $C = 4$	0.93

Fuente: elaboración propia

Figura 6. Resumen del desempeño de los mejores modelos predictores basados en svm para predicción de acoso laboral



Fuente: elaboración propia.



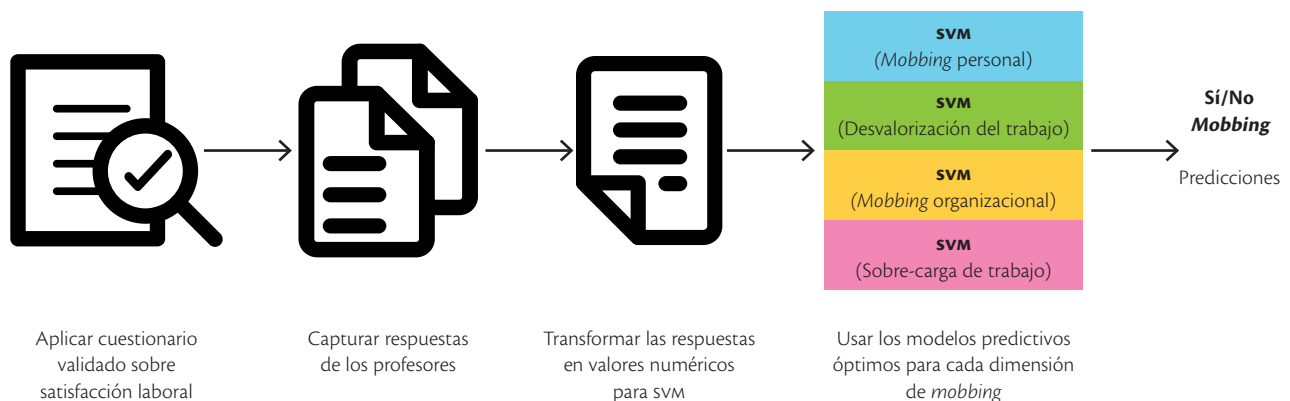
los trabajadores, por lo que las predicciones que se encuentren con los modelos deberán siempre de ser analizadas por un experto.

Para utilizar estos modelos para la predicción de *mobbing*, se aplica el proceso que se muestra en la figura 7. Sólo debe aplicarse la sección del cuestionario Satisfacción en el trabajo a los docentes, que identificará la presencia de acoso laboral. Luego, sus respuestas se codifican de la siguiente manera: muy bajo=1, bajo=2, medio=3, alto=4, y muy alto=5. Posteriormente, los clasificadores SVM se usan para predecir la presencia del fenómeno en cada una de

las dimensiones (*mobbing* personal, desvalorización del trabajo, *mobbing* organizacional y sobrecarga de trabajo). El núcleo correspondiente y sus parámetros óptimos deben establecerse en los valores óptimos (ver la figura 6) para obtener el mejor rendimiento.

Es importante notar que las predicciones serán válidas bajo la hipótesis de que la distribución de datos es la misma que los datos recopilados en nuestro estudio. De lo contrario, será necesario recopilar nuevos datos (aplicar cuestionarios) y calcular los hiperparámetros óptimos de SVM. Este método es bastante común en las aplicaciones de aprendizaje automático.

Figura 7. Proceso de predicción de acoso laboral para nuevos docentes encuestados



Fuente: elaboración propia.

Conclusiones

En un contexto global, las organizaciones deben dirigir sus esfuerzos hacia el logro de sus objetivos estratégicos, lograr la diferenciación de sus productos o servicios, generar una ventaja competitiva y crear valor, para lo cual es esencial promover el bienestar laboral de sus miembros, ya que un ambiente de trabajo saludable contribuye al éxito de éstas, y, las instituciones de educación superior no son la

excepción. Sin embargo, la existencia de fenómenos que afectan el ambiente laboral hoy en día es una realidad, y entre éstos encontramos al *mobbing*, por lo que identificarlo es trascendente para los líderes empresariales e institucionales.

Lo anterior no es una tarea simple, porque a veces las víctimas prefieren negar que son víctimas de acoso laboral ya sea por miedo o por represalias. Por otra parte, es más fácil aplicar encuestas

de satisfacción en el trabajo, en lugar de encuestas sobre *mobbing*. Por lo tanto, en este artículo proponemos predecir el acoso laboral a partir de respuestas sobre la satisfacción en el trabajo. Para este propósito, tres expertos adaptaron, probaron y validaron un cuestionario sobre acoso laboral y satisfacción en el trabajo, y el coeficiente alfa de Cronbach se calculó en una prueba piloto.

La versión final del instrumento considera las siguientes dimensiones: *mobbing* personal, desvalorización del trabajo, *mobbing* organizacional y sobrecarga de trabajo. El instrumento se aplicó a 248 docentes de cuatro universidades mexicanas.

Los datos recopilados se procesaron y se utilizaron para construir y ajustar cuatro modelos basados en SVM, para predecir el *mobbing* basado solo en las respuestas sobre la satisfacción en el trabajo. Descubrimos que el kernel RBF es la mejor opción para tres de las cuatro dimensiones, y que el kernel polinomial es el mejor para el *mobbing* organizacional. Se encontraron e informaron los hiperparámetros óptimos de SVM. La precisión de las predicciones es superior al 91% (menos del 9% de error) en todos los casos; por lo tanto, concluimos que los modelos

son apropiados para predecir bien el acoso laboral a partir de respuestas de satisfacción en el trabajo. Es necesario resaltar que estas predicciones no deben ser consideradas como concluyentes, ya que los modelos no consideran otras variables ni aspectos de la personalidad, el manejo de conflictos, etcétera. Los modelos tampoco ofrecen una explicación sobre la relación entre las variables.

Las futuras rutas de investigación para este trabajo incluyen identificar si estos modelos pueden aplicarse con éxito a poblaciones con diferentes características o condiciones de trabajo. La aplicación de SVM transductiva podría aplicarse en estos escenarios. Además, sería conveniente diseñar estrategias para utilizar las predicciones de acoso laboral para suprimirlo en las primeras etapas.

Agradecimientos

Los autores aprecian el apoyo de la Universidad Tecnológica de la Zona Metropolitana del Valle de México y la Universidad Autónoma del Estado de México durante esta investigación. También a las instituciones y a los docentes que facilitaron la recolección de los datos para la muestra. ■



Referencias

- Anaya, Daniel y José Manuel Suárez (2007), "Satisfacción laboral de los profesores de Educación Infantil, Primaria y Secundaria. Un estudio de ámbito nacional", *Revista de Educación*, vol. 344, núm. 09, pp. 217-243.
- Aras, Ayda (2019), "The effect of mobbing levels experienced by music teachers on organizational commitment and job satisfaction", *EurAsian Journal of Education Research*, vol. 19, núm. 84, pp. 29-56.
- Aziri, Briend (2011), "Job satisfaction, a literature review", *Management Research and Practice*, vol. 3, núm. 4, pp. 77-86.
- Andrade, Vinicio Alexander y Pablo Flores (2018), "Comparativa entre classification trees, random forest y gradient boosting; en la predicción de la satisfacción laboral en Ecuador", *Ciencia Digital*, vol. 2, núm. 4.1, pp. 42-54, DOI: <https://doi.org/10.33262/cienciadigital.v2i4.1..189>.
- Barraza, Arturo y Flavio Ortega (2009), "Satisfacción laboral en instituciones formadoras de docentes. Un primer acercamiento", *Revista Electrónica Diálogos Educativos*, núm. 17, pp. 4-17.
- Bennetts, María del Socorro (2007), "El liderazgo transformacional y la evaluación de programas académicos universitarios en México", *Educar*, vol. 40, pp. 163-189.
- Bezdroba, Muamer y Aziz Sunje (2021), "Transient nature of the employees' job satisfaction: the case of the IT industry in Bosnia and Herzegovina", *European Research on Management and Business Economics*, vol. 27, núm. 2 DOI: <https://doi.org/10.1016/j.iedeen.2020.100141>.
- Blau, Peter (1964), *Exchange and power in social life*, Nueva York, Wiley.
- Brief, Arthur y Howard Weiss (2002), "Organizational behaviour: affect in the workplace", *Annual Review Psychology*, vol. 53, núm. 12, pp. 279-307.
- Caro, Ana y Ma. Isabel Bonachera (2010), "Un análisis práctico sobre el fenómeno del 'mobbing' en la universidad", *Revista Jurídica de Castilla y León*, núm. 20, pp. 195-302.
- Carvajal, José y Carlos Dávila (2013), "Mobbing o acoso laboral. Revisión del tema en Colombia", *Cuadernos de Administración*, vol. 29, núm. 49, pp. 95-106, DOI: <https://doi.org/10.25100/cdea.v29i49.68>.
- Chernyak-Hai, Lily y Edna Rabenu (2018), "The new era workplace relationships: is social exchange theory still relevant?", *Industrial and Organizational Psychology*, vol. 11, núm. 3, pp. 1-26, DOI: <https://doi.org/10.1017/iop.2018.5>.
- Cropanzano, Russell, Marie Mitchel (2005), "Social exchange theory: an interdisciplinary review", *Journal of Management*, vol. 31, núm. 6, pp. 874-900.
- De Miguel, Vanessa y José Miguel Prieto (2016), "El acoso laboral como factor determinante en la productividad empresarial: El caso español", *Perspectivas*, núm. 38, pp. 25-44.
- Diez-Olivan, Alberto, Javier Del Ser, Diego Galar y Basilio Sierra (2019), "Data fusion and machine learning for industrial prognosis: trends and perspectives towards industry 4.0", *Information Fusion*, vol. 50, pp. 92-111, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2018.10.005>.
- Einarsen, Stale y Anders Skogstad (1996), "Bullying at work: Epidemiological findings in public and private organizations", *European Journal of Work and Organizational Psychology*, vol. 5, núm. 2, pp. 185-201, DOI: <https://doi.org/10.1080/13594329608414854>.
- Erdogan, Vesile y Aytolan Yildirim (2019), "The relationship between exposure to mobbing and job satisfaction among healthcare professionals in Northern Cyprus", *Revista de Cercetare si Interventie Sociala*, vol. 69, pp. 154-168.
- Fernández, María Eugenia y Yasmín Nava (2010), "El mobbing o acoso moral en el trabajo y su tratamiento en Venezuela", *Revista de Derecho*, núm. 33, pp. 62-95.
- Fidalgo, Ángel e Iñaki Piñuel (2004), "La escala Cisneros como herramienta de valoración del mobbing", *Psicothema*, vol. 16, núm. 4, pp. 615-624.
- García-Izquierdo, Mariano, Bartolomé Llor, Ma. Concepción Sáenz, José Antonio Ruiz, José Ramón

- Blasco y Maria Jose Campillo (2004), “Evaluación del acoso psicológico en el trabajo: el NAQ-RE, revisión de la adaptación española”, en *VII Europea Conference on Psychological Assessment*, Málaga, España.
- González-Trijueque, David y José Luis Graña (2013), “Adaptación psicométrica de una versión española del cuestionario de conductas negativas revisado (NAQ-R)”, *Psicopatología Clínica Legal y Forense*, vol. 13, núm. 1, pp. 7-28.
- González, Francisco, Sandra Sánchez y Tomás López-Guzmán (2011), “Satisfacción laboral como factor crítico para la calidad: el caso del sector hostelero de la provincia de Córdoba España”, *Estudios y Perspectivas en Turismo*, vol. 20, núm. 5, pp. 1047-1068.
- Gouldner, Alvin (1960), “The norm of reciprocity: a preliminary statement”, *American Sociological Review*, vol. 25, núm. 2, pp. 161-178.
- Henderson, David, Sandy Wayne, Lynn Shore, William Bommer y Lois Tetrick (2008), “Leader-member exchange, differentiation, and psychological contract fulfillment: a multilevel examination”, *Journal of Applied Psychology*, vol. 93, núm. 6, pp. 1208-1219, DOI: <https://doi.org/10.1037/a0012678>.
- Hernández, Claudia Alejandra (2011), “La motivación y satisfacción laboral de los docentes en dos instituciones de enseñanza media superior”, *Investigación Administrativa*, vol. 40, núm. 108, pp. 69-80.
- Kakarika, Maria, Helena González-Gómez y Zoe Dimitriades (2017), “That wasn’t our deal: a psychological contract perspective on employee responses to bullying”, *Journal of Vocational Behaviour*, vol. 100, pp. 43-55, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jvb.2017.02.005>.
- Kamdar, Dishan y Linn Van Dyne (2007), “The joint effects of personality and workplace social exchange relationships in predicting task performance and citizenship performance”, *Journal of Applied Psychology*, vol. 92, núm. 5, pp. 1286-1298, DOI: <https://doi.org/10.1037/0021-9010.92.5.1286>.
- Lan, Junbang, Yuanyuan Huo, Zhenyao Cai, Chi-Sum Wong, Ziguang Chen y Wing Lam (2020), “Uncovering the impact of triadic relationships within a team on job performance: an application of balance theory in predicting feedback-seeking behaviour”, *Journal of Occupational and Organizational Psychology*, DOI: <https://doi.org/10.1111/joop.12310>.
- Lee, Sean y Guihyun Park (2020), “Does diversity in team members’ agreeableness benefit creative teams?”, *Journal of Research in Personality*, vol. 85, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jrp.2020.103932>.
- Leymann, Heinz (1996), “The content and development of mobbing at work”, *European Journal of Work and Organizational Psychology*, vol. 5, núm. 2, pp. 165-184, DOI: <https://doi.org/10.1080/13594329608414853>.
- Littlewood, Herman (2008), “Evasión del trabajo, satisfacción en el trabajo y bienestar emocional en médicos: potenciales consecuencias de prácticas gerenciales y la percepción de justicia organizacional”, *Gestión Pública y Empresarial*, vol. 11, núm. 1, pp. 81-106.
- López, Alejandra, Gloria Lucía López y María Esperanza López (2016), “Estilos de liderazgo con tendencia al acoso laboral”, *Scientia et Technica*, vol. 21, núm. 1, pp. 31-38, DOI: <https://doi.org/10.22517/23447214.8331>.
- Moreno, Angela Patricia y Damaris Yulieth Toro (2013), “Desprotección al acoso laboral”, *Nuevo Derecho*, vol. 9, núm. 12, pp. 107-115, DOI: <http://dx.doi.org/10.25057/2500672X.639>.
- Mosquera, Rodolfo, Omar Castrillón y Liliana Parra (2018), “Máquinas de soporte vectorial, clasificador Naïve Bayes y algoritmos genéticos para la predicción de riesgos psicosociales en docentes de colegios públicos colombianos”, *Información Tecnológica*, vol. 29, núm. 6, pp. 153-161, DOI: <http://dx.doi.org/10.4067/S0718-07642018000600153>.
- Muñoz-Chávez, Juana Patricia y Asdrúbal López-Chau (2018), “Mobbing y satisfacción laboral en docentes de instituciones de educación superior del centro de México. Una evidencia empírica sobre su relación”,



- Ciencia y Sociedad*, vol. 43, núm. 4, pp.13-21, DOI: <http://dx.doi.org/10.22206/cys.2018.v43i4.pp13-21>.
- Muñoz-Chávez, Juana Patricia, Asdrúbal López-Chau y Manuel González (2018), “Estudio sobre la relación entre *mobbing* y la satisfacción laboral en docentes de instituciones de educación superior en México”, *European Scientific Journal*, vol. 14, núm. 4, pp. 298-314, DOI: <https://doi.org/10.19044/esj.2018.v14n4p298>.
- Padmanabhan, Sindu (2021), “The impact of locus of control on workplace stress and job satisfaction: A pilot study on private-sector employees”, *Current Research in Behavioral Sciences*, vol. 2, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.crbeha.2021.100026>.
- Ramírez, Álvaro Fabricio y Luis Roberto Domínguez (2012), “El clima organizacional y el compromiso institucional en las IES de Puerto Vallarta”, *Investigación Administrativa*, núm. 109, pp. 21-30.
- Rodríguez-Cifuentes, Francisco, Samuel Fernández-Salineró, Juan Antonio Moriano y Gabriela Topa (2020), “Presenteeism, overcommitment, workplace bullying, and job satisfaction: a moderate mediation relationship”, *International Journal of Environmental Research and Public Health*, vol. 17, núm. 22.
- Ruiz-González, Karla Judith, Luis Arturo Pacheco-Pérez, Myrna Isela García-Bencomo y Milton Carlos Guevara-Valtier (2020), “*Moobing* perception among intensive care unit nurses”, *Enfermería Intensiva*, vol. 31, núm. 3, pp. 113-119, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enfi.2019.03.007>.
- Sanín, John Alejandro y Marisa Salanova (2014), “Satisfacción laboral: el camino entre el crecimiento psicológico y el desempeño laboral en empresas colombianas industriales y de servicios”, *Universitas Psychologica*, vol. 13, núm. 1, pp. 95-107, DOI: 10.11144/Javeriana.UPSY13-1.slcp.
- Sigahi, Tiago, Bruno Kawasaki, Ivan Bolis y Sandra Morioka (2021), “A systematic review on the impacts of COVID-19 on work: contributions and path forward from the perspectives of ergonomics and psychodynamics of work”, *Human factors and ergonomics in manufacturing*, vol. 31, núm. 4, pp. 375-388, DOI: <https://doi.org/10.1002/hfm.20889>.
- Steele, Nicole, Bryan Rodgers y Gerard Fogarty (2020), “The relationship of experiencing workplace bullying with mental health, affective commitment, and job satisfaction: application of the job demands control model”, *International Journal of Environmental Research and Public Health*, vol. 17, núm. 6.
- Trujillo, Mara Marcela y María de la Luz Valderrábano (2007), “*Mobbing*: historia, causas, efectos y propuesta de un modelo para las organizaciones mexicanas”, *Innovar: Revista de Ciencias Administrativas y Sociales*, vol. 17, núm. 29, pp. 71-91.
- Varela, Osvaldo, Stella Pulh y M. de los Ángeles Izcurdia (2013), “Clima laboral y *mobbing*”, *Anuario de Investigaciones*, vol. 20, pp. 23-26.
- Verona, María Concepción y Raquel Santana (2012), “El *mobbing*: un problema ético en la gestión de empresas”, *Ciencia y Sociedad*, vol. XXXVII, núm. 4, pp. 407-434.

Cómo citar este artículo:

Muñoz-Chávez, Juana-Patricia y Asdrúbal López-Chau (2022), “Identificación de acoso laboral en docentes de educación superior basada en respuestas de satisfacción en el trabajo”, *Revista Iberoamericana de Educación Superior (RIES)*, vol. XIII, núm. 37 pp. 42-62, DOI: <https://doi.org/10.22201/iisue.20072872e.2022.37.1303> [Consulta: fecha de última consulta].